



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113887919 A

(43) 申请公布日 2022.01.04

(21) 申请号 202111139671.2

(22) 申请日 2021.09.28

(71) 申请人 南京理工大学

地址 210094 江苏省南京市玄武区孝陵卫
200号

(72) 发明人 张睿 陈庆伟 魏清华

(74) 专利代理机构 南京理工大学专利中心
32203

代理人 朱炳斐

(51) Int. Cl.

G06Q 10/06 (2012.01)

G06F 30/25 (2020.01)

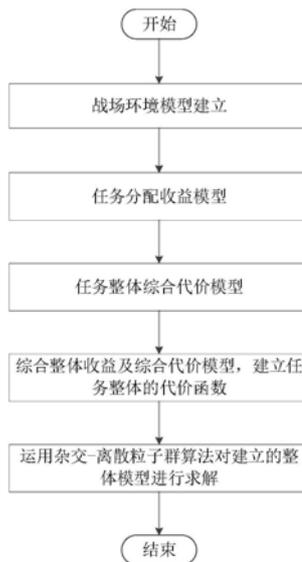
权利要求书3页 说明书6页 附图1页

(54) 发明名称

基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法及系统,建立了多无人机协同任务分配的模型,将无人机执行任务所获得的收益以及执行任务的损失代价作为衡量任务分配方案好坏的两大最主要因素。并进一步考虑了任务执行成功概率,受损概率,任务完成时间,资源损失概率等指标作为多目标任务分配的优化目标函数,实现了这些指标的同时优化。本发明针对多无人机协同任务分配的问题的特点,将粒子群算法离散化,设计了新的编码规则,提高了问题衡量的准确性,另外融入了杂交机制,有效提高了算法的收敛速度和收敛精度。



1. 一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

2. 根据权利要求1所述的基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法,其特征在于,步骤1所述根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型,具体包括:

记 P_{r_p} 为1类型无人机编队经由路径p执行攻击任务时,对相应子目标的毁伤度;

由路径p唯一确定的子目标记为 J_p ,子目标价值为 V_{J_p} ,则该无人机编队的目标价值收益为:

$$P_{r_p} \times V_{J_p}$$

因此,目标价值收益指标即任务分配收益模型为:

$$\max f_1 = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P \frac{\text{Pr}_{lp} V_{J_p}}{N_a V_{\max}}$$

式中,L为无人机的数量,P为目标的数量, Pr_{lp} 由 I_1 型号无人机与 K_p 型号武器的适用度 Pr_{I_1, K_p} 、 K_p 型号武器对 J_p 子目标的毁伤度 $P_{r_{K_p, J_p}}$ 共同决定,即 $\text{Pr}_{lp} = \text{Pr}_{I_1, K_p} \bullet P_{r_{K_p, J_p}}$; $V_{\max} = \max_l V_l$, V_l 为第1架无人机的速度, V_{\max} 为所有速度中的最大值; N_a 为任务分配中实际参与攻击子目标的无人机编队数目, $N_a = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P x_{lp}$, x_{lp} 为无人机的分配方案, $N_a \leq \sum_{l=1}^L N_l$, $\sum_{l=1}^L N_l$ 为编队的总数目, $1/N_a V_{\max}$ 为归一化因子。

3. 根据权利要求2所述的基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法,其特征在于,步骤2所述根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型,具体包括:

(1) 飞行距离最短指标 f_2

设 D_{lp} 为1类型无人机编队选择路径p时飞行的长度,无人机编队的作战半径由行矢量 $R = (R_l)$, $l=1, 2, \dots, L$ 给出,飞行距离最短指标的形式化如下公式所示:

$$\min f_2 = \sum_l \sum_{p=1}^P x_{lp} \frac{\lambda_1}{R_l N_a} D_{lp} + \lambda_2 \frac{\bar{D}}{R_l N_a}, \lambda_1 + \lambda_2 = 1$$

式中, $\bar{D} = \max_{l,p} x_{lp} D_{lp}$ 为最长路径的长度, λ_1 和 λ_2 表示两个因素的权重, R_l 为无人机的作战半径;

(2) 耗弹量成本最小指标 f_3

耗弹量成本最小指标的形式化如下公式所示:

$$\min f_3 = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P \frac{C_{K_p} \cdot x_{lp}}{C_{\max} \cdot N_a}$$

式中, C_{K_p} 为 K_p 型号武器的单位造价, $C_{\max} = \max_P C_{K_p}$;

(3) 子目标覆盖程度最大指标 f_4

子目标覆盖程度最大指标的形式化如下公式所示:

$$\min f_4 = \sum_{p=1}^P \frac{\sum_{l=1}^L x_{lp}}{\max(1, \sum_{l=1}^L x_{lp})}。$$

4. 根据权利要求3所述的基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法, 其特征在于, 步骤3所述基于步骤1与步骤2所得模型, 加入无人机执行任务过程中的约束条件, 建立多无人机协同任务分配的整体模型, 具体包括:

综合上述四个指标, 进行多目标优化, 获得整体评价函数即多无人机协同任务分配的整体模型为:

$$\min f = \alpha_1 f_1 - (\alpha_2 f_2 + \alpha_3 f_3 + \alpha_4 f_4)$$

约束条件包括:

(1) 任务兵力数量约束 c_1 : 每一种类型的无人机编队的出动数目不能超过所部署的该类型无人机编队数目, 即:

$$\sum_{p=1}^P x_{lp} \leq N_l, \quad l = 1, 2, \dots, L$$

(2) 记行矢量 $\text{Attack} = \{\text{Attack}_1, \text{Attack}_2, \dots, \text{Attack}_j\}$ 为所允许的对同一子目标攻击的无人机编队数目的阈值, 则同时攻击一个子目标的无人机编队的数目应不超过给定的阈值:

$$\sum_{l=1}^L \sum_{p \in P_j} x_{lp} \leq \text{Attack}_j, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

式中, Attack 为所允许攻击目标的集合, J 为无人机所能分配任务数量的最大值。

5. 根据权利要求4所述的基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法, 其特征在于, 步骤4所述利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解, 具体包括:

步骤4-1, 多无人机协同任务分配的关键在于确定: 1) 任务由哪架无人机执行; 2) 无人机执行任务的优先级; 由此, 构造了 $2 \times m$ 维的离散粒子群编码方式, 其中 m 为无人机所要执行任务的数量, 每个粒子都包含两个 m 维的向量; 其中第一个 m 维代表执行该任务的无人机序号, 取值范围为 $[1, n]$, n 为执行任务的无人机数量; 第二个 m 维为无人机执行任务的优先级, 取值范围为 $[1, m]$;

步骤4-2, 基于步骤4-1提出的离散粒子群编码方法, 提出一种杂交-离散粒子群算法, 具体步骤如下:

(1) 根据步骤4-1的编码方式随机设置每个粒子的速度和位置;

(2) 根据多无人机协同任务分配的整体模型求解每个粒子的适应度, 将粒子的位置和适应值存储在粒子的个体极值 p_{best} 中, 将所有 p_{best} 中最优适应值的个体位置和适应值保存

在全局极值 g_{best} 中;

(3) 更新粒子位置和速度

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1)$$

$$v_{i,j}(t+1) = \omega \cdot v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)]$$

其中,

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (f - f_{\min})}{f_{avg} - f_{\min}}, & f \leq f_{avg} \\ \omega_{\max} & f > f_{avg} \end{cases}$$

式中, $x_{i,j}$ 为粒子的位置信息, $v_{i,j}$ 代表粒子的速度信息, t 为当前迭代次数, c_1 和 c_2 为粒子的学习因子, $p_{i,j}$ 为粒子的局部最优值, $p_{g,j}$ 为粒子的全局最优值, ω_{\min} 为设定好的参数的最小值, ω_{\max} 为设定好的迭代参数的最大值, f 表示粒子实时的目标函数值, f_{avg} 和 f_{\min} 分别表示当前粒子的平均值和最小目标值;

(4) 将每个粒子的适应值与粒子的最好位置比较,若两者相差值在预设范围内,则将当前粒子的适应值作为粒子最好的位置;并比较当前所有的 p_{best} 和 g_{best} ,更新 g_{best} ;

(5) 根据预设的杂交概率选取指定数量的粒子,并将其放入杂交池,池中的粒子随机两两杂交产生同样数目的子代粒子;

(6) 当算法达到预设停止条件时,停止搜索并输出结果;否则转到第(3)步继续搜索。

6. 基于权利要求1至5任意一项所述基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法的系统,其特征在于,所述系统包括:

第一构建模块,用于根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

第二构建模块,用于根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

第三构建模块,用于基于第一构建模块与第二构建模块所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

求解模块,用于利用杂交-离散粒子群算法对第三构建模块获得的模型进行求解。

7. 一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至5中任一项所述方法的步骤。

8. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至5中任一项所述方法的步骤。

基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于多智能体协同控制领域,特别涉及一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法及系统。

背景技术

[0002] 无人作战飞机凭借其作战半径大、续航能力强、速度快、高隐身、高机动、零人员伤亡等优势,将代替有人作战飞机在枯燥、恶劣、危险环境中执行各种复杂任务,如防空压制、大范围搜索和打击、电子攻击、情报侦察监视等。面对如此复杂的作战任务,想要依靠一架无人机单独执行和完成是不可能的,往往需要多架飞机相互写作与配合,共同完成。因此,任务分配方案的合理性和有效性在整个作战下显得十分的重要。

[0003] 为了有效的对多无人机进行任务分配,国内外学者进行了一些研究。现行的研究主要是基于智能优化算法、智能搜索等算法对问题进行求解。如采用遗传算法求解问题时,容易产生编码不规范,算法过早收敛等缺点,而对于最常见的粒子群算法虽然解决了遗传算法中编码不规范的问题,但是会出现参数调整困难,不能较好地平衡粒子的全局和局部搜索能力。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于针对上述现有技术存在的问题,提供一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法及系统。

[0005] 实现本发明目的的技术解决方案为:一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法,所述方法包括以下步骤:

[0006] 步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0007] 步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0008] 步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0009] 步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

[0010] 一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法的系统,所述系统包括:

[0011] 第一构建模块,用于根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0012] 第二构建模块,用于根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0013] 第三构建模块,用于基于第一构建模块与第二构建模块所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0014] 求解模块,用于利用杂交-离散粒子群算法对第三构建模块获得的模型进行求解。

[0015] 一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,处理器执行计算机程序时实现以下步骤:

[0016] 步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0017] 步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0018] 步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0019] 步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

[0020] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0021] 步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0022] 步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0023] 步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0024] 步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

[0025] 本发明与现有技术相比,其显著优点为:1)提出一种离散的编码方式,编码信息不仅包括任务分配的方案,而且包含任务执行的优先级,更加符合实际任务分配的需求;2)改进了传统的 w 、 c_1 、 c_2 的线性更新方式,采用非线性的迭代方式,从而能够提升算法的收敛速度;3)用杂交算法的优势弥补传统粒子群的缺点,增强了粒子的多样性,从而得到更加合理且优秀的分配结果。

[0026] 下面结合附图对本发明作进一步详细描述。

附图说明

[0027] 图1为本发明基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法的流程图。

具体实施方式

[0028] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0029] 在一个实施例中,结合图1,提供了一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法,包括以下步骤:

[0030] 步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0031] 步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0032] 步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0033] 步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

[0034] 进一步地,在其中一个实施例中,步骤1所述根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型,具体包括:

[0035] 无人机攻击单个子目标的价值收益为无人机携带武器对子目标的毁伤度与子目标的价值值的乘积,当无人机以集群为单位执行任务时,对子目标的毁伤度指无人机集群对

子目标的毁伤度。

[0036] 记 P_{i_p} 为1类型无人机编队经由路径 p 执行攻击任务时,对相应子目标的毁伤度;

[0037] 由路径 p 唯一确定的子目标记为 J_p ,子目标价值为 V_{J_p} ,则该无人机编队的目标价值收益为:

$$[0038] \quad P_{i_p} \times V_{J_p}$$

[0039] 因此,目标价值收益指标即任务分配收益模型为:

$$[0040] \quad \max f_1 = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P \frac{\text{Pr}_{lp} V_{J_p}}{N_a V_{\max}}$$

[0041] 式中, L 为无人机的数量, P 为目标的数量, Pr_{lp} 由 I_1 型号无人机与 K_p 型号武器的适用度 Pr_{I_1, K_p} 、 K_p 型号武器对 J_p 子目标的毁伤度 P_{K_p, J_p} 共同决定,即 $\text{Pr}_{lp} = \text{Pr}_{I_1, K_p} \bullet P_{K_p, J_p}$;

$V_{\max} = \max_l V_l$, V_l 为第 l 架无人机的速度, V_{\max} 为所有速度中的最大值; N_a 为任务分配中实际

参与攻击子目标的无人机编队数目, $N_a = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P x_{lp}$, x_{lp} 为无人机的分配方案,

$N_a \leq \sum_{l=1}^L N_l$, $\sum_{l=1}^L N_l$ 为编队的总数目, $1/N_a V_{\max}$ 为归一化因子。对指标函数 f_1 取最大,可以使得多无人机协同攻击的目标价值收益最大化。

[0042] 进一步地,在其中一个实施例,步骤2所述根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型,具体包括:

[0043] (1) 飞行距离最短指标 f_2 。无人机在执行任务飞行的路径越长,则执行任务的时间越长,途中非作战损失的可能性就越大。对无人机编队分配攻击子目标任务时,为了缩短任务时间、节省资源、减少在途中的不必要损失等,一般都是采用就近原则的分配方式。

[0044] 设 D_{lp} 为1类型无人机编队选择路径 p 时飞行的长度,无人机编队的作战半径由行矢量 $R=(R_1), 1=1, 2, \dots, L$ 给出,飞行距离最短指标的形式化如下公式所示:

$$[0045] \quad \min f_2 = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P x_{lp} \frac{\lambda_1}{R_l N_a} D_{lp} + \lambda_2 \frac{\bar{D}}{R_l N_a}, \lambda_1 + \lambda_2 = 1$$

[0046] 式中, $\bar{D} = \max_{l,p} x_{lp} D_{lp}$ 为最长路径的长度, λ_1 和 λ_2 表示两个因素的权重, R_l 为无人机的作战半径;

[0047] (2) 耗弹量成本最小指标 f_3 。由于各种武器造价不同,如果两种型号的武器对同一子目标能够达到相同或者相近的目标,则优先选择造价低廉的武器。

[0048] 耗弹量成本最小指标的形式化如下公式所示:

$$[0049] \quad \min f_3 = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^P \frac{C_{K_p} \cdot x_{lp}}{C_{\max} \cdot N_a}$$

[0050] 式中, C_{K_p} 为 K_p 型号武器的单位造价, $C_{\max} = \max_p C_{K_p}$;

[0051] (3) 子目标覆盖程度最大指标 f_4 。多无人机作战协同性的一个重要性体现是在有限的兵力内,保证对子目标毁伤度的前提下攻击尽可能多的子目标。

[0052] 实现多无人机协同作战对子目标覆盖程度最大指标的形式化如下公式所示:

$$[0053] \quad \min f_4 = \sum_{p=1}^P \frac{\sum_{l=1}^L x_{lp}}{\max(1, \sum_{l=1}^L x_{lp})}。$$

[0054] 进一步地,在其中一个实施例中,步骤3所述基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型,具体包括:

[0055] 综合上述四个指标, f_1 使得所有无人机编队都攻击价值最大的子目标,通过 f_2 使得无人机攻击距离最近的子目标,通过 f_3 使得作战消耗的资源最小,通过 f_4 则使得无人机编队尽量分散攻击尽可能多的子目标。上述四个目标函数相互之间存在潜在的冲突,不可能同时达到最优值。显然,这是一个多目标优化问题,整体评价函数为:

$$[0056] \quad \min f = \alpha_1 f_1 - (\alpha_2 f_2 + \alpha_3 f_3 + \alpha_4 f_4)$$

[0057] 约束条件包括:

[0058] (1) 任务兵力数量约束 c_1 :每一个机场部署的兵力是一定的,因此每一种类型的无人机编队的出动数目不能超过所部署的该类型无人机编队数目,即:

$$[0059] \quad \sum_{p=1}^P x_{lp} \leq N_l, \quad l = 1, 2, \dots, L$$

[0060] (2) 多无人机协同的作战效果不仅取决于单架无人机的作战效能和对单个子目标的毁伤度,更主要的在于多无人机编队的整体作战效果,即期望对单个子目标达到一定毁伤度的同时,能够覆盖尽量多的子目标。记行矢量 $\text{Attack} = \{\text{Attack}_1, \text{Attack}_2, \dots, \text{Attack}_j\}$ 为所允许的对同一子目标攻击的无人机编队数目的阈值,则同时攻击一个子目标的无人机编队的数目应不超过给定的阈值:

$$[0061] \quad \sum_{l=1}^L \sum_{p \in P_j} x_{lp} \leq \text{Attack}_j, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

[0062] 式中, Attack 为所允许攻击目标的集合, J 为无人机所能分配任务数量的最大值。

[0063] 进一步地,在其中一个实施例中,步骤4所述利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解,具体包括:

[0064] 步骤4-1,多无人机协同任务分配的关键在于确定:1)任务由哪架无人机执行;2)无人机执行任务的优先级;由此,构造了 $2*m$ 维的离散粒子群编码方式,其中 m 为无人机所要执行任务的数量,每个粒子都包含两个 m 维的向量;其中第一个 m 维代表执行该任务的无人机序号,取值范围为 $[1, n]$, n 为执行任务的无人机数量;第二个 m 维为无人机执行任务的优先级,取值范围为 $[1, m]$;

[0065] 步骤4-2,基于步骤4-1提出的离散粒子群编码方法,提出一种杂交-离散粒子群算法,具体步骤如下:

[0066] (1) 根据步骤4-1的编码方式随机设置每个粒子的速度和位置;

[0067] (2) 根据多无人机协同任务分配的整体模型求解每个粒子的适应度,将粒子的位置和适应值存储在粒子的个体极值 p_{best} 中,将所有 p_{best} 中最优适应值的个体位置和适应值保存在全局极值 g_{best} 中;

[0068] (3) 更新粒子位置和速度

$$[0069] \quad x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1)$$

$$[0070] \quad v_{i,j}(t+1) = \omega \cdot v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)]$$

[0071] 其中,

$$[0072] \quad \omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max} & f > f_{\text{avg}} \end{cases}$$

[0073] 式中, $x_{i,j}$ 为粒子的位置信息, $v_{i,j}$ 代表粒子的速度信息, t 为当前迭代次数, c_1 和 c_2 为粒子的学习因子, $p_{i,j}$ 为粒子的局部最优值, $p_{g,j}$ 为粒子的全局最优值, ω_{\min} 为设定好的参数的最小值, ω_{\max} 为设定好的迭代参数的最大值, f 表示粒子实时的目标函数值, f_{avg} 和 f_{\min} 分别表示当前粒子的平均值和最小目标值; 从公式可以看出, 惯性权重随着粒子目标函数值的改变而改变。当粒子目标值分散时, 减小惯性权重; 粒子目标值一致时, 增加惯性权重;

[0074] 另外, 由于粒子的搜索有着很强的非线性能力, 因此非线性的调整 c_1 和 c_2 可以更好地调整粒子的全局和局部搜索能力。因为指数函数的快速增长特性, 按照指数的形式可以加快收敛速度, 具体公式如下:

$$[0075] \quad c_1(t+1) = (c_{1s} - c_{1f}) \exp\left(-\frac{\delta_{c_1}}{\beta}\right) + c_1 f$$

$$[0076] \quad c_2(t+1) = (c_{2s} - c_{2f}) \exp\left(-\frac{\delta_{c_2}}{\beta}\right) + c_2 f$$

[0077] 其中, $\delta_{c_1} = \frac{c_{1s} - c_{1f}}{t_{\max}}$, $\delta_{c_2} = \frac{c_{2s} - c_{2f}}{t_{\max}}$, 下表s和f分表代表每个控制参数的初始值和

终止值, t 和 t_{\max} 分别代表当前的迭代次数和总的迭代次数, β 为常数;

[0078] (4) 将每个粒子的适应值与粒子的最好位置比较, 若两者相差值在预设范围内, 则将当前粒子的适应值作为粒子最好的位置; 并比较当前所有的 p_{best} 和 g_{best} , 更新 g_{best} ;

[0079] (5) 根据预设的杂交概率选取指定数量的粒子, 并将其放入杂交池, 池中的粒子随机两两杂交产生同样数目的子代粒子;

[0080] (6) 当算法达到预设停止条件时, 停止搜索并输出结果; 否则转到第(3)步继续搜索。

[0081] 在一个实施例中, 提供了一种基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配系统, 所述系统包括:

[0082] 第一构建模块, 用于根据战场环境信息, 建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0083] 第二构建模块, 用于根据战场环境信息, 建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0084] 第三构建模块, 用于基于第一构建模块与第二构建模块所得模型, 加入无人机执行任务过程中的约束条件, 建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0085] 求解模块, 用于利用杂交-离散粒子群算法对第三构建模块获得的模型进行求解。

[0086] 关于基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配系统的具体限定可以参见上文中对于基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配方法的限定, 在此不再

赘述。上述基于杂交-离散粒子群算法的多无人机协同任务分配系统中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0087] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,处理器执行计算机程序时实现以下步骤:

[0088] 步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0089] 步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0090] 步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0091] 步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

[0092] 关于每一步的具体限定可以参见上文中对于超分辨结构光照明显微镜的高保真图像重构方法的限定,在此不再赘述。

[0093] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0094] 步骤1,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的任务分配收益模型;

[0095] 步骤2,根据战场环境信息,建立无人机执行任务过程中的损失代价模型;

[0096] 步骤3,基于步骤1与步骤2所得模型,加入无人机执行任务过程中的约束条件,建立多无人机协同任务分配的整体模型;

[0097] 步骤4,利用杂交-离散粒子群算法对步骤3获得的模型进行求解。

[0098] 关于每一步的具体限定可以参见上文中对于超分辨结构光照明显微镜的高保真图像重构方法的限定,在此不再赘述。

[0099] 本发明基于杂交-离散粒子群算法对多无人机任务分配问题进行求解。首先建立了衡量任务分配方案好坏的代价函数,并基于此提出了一种离散粒子群的编码方式,该方法不仅考虑了任务的分配方案而且考虑了执行任务的优先级。并基于这一模型和编码方式,将杂交算法和粒子群算法进行结合,相比与传统的粒子群算法提高了收敛精度,能够得到更好的收敛结果。

[0100] 以上显示和描述了本发明的基本原理、主要特征及优点。本行业的技术人员应该了解,本发明不受上述实施例的限制,上述实施例和说明书中描述的只是说明本发明的原理,在不脱离本发明精神和范围的前提下,本发明还会有各种变化和改进,这些变化和改进都落入要求保护的本发明范围内。本发明要求保护范围由所附的权利要求书及其等效物界定。

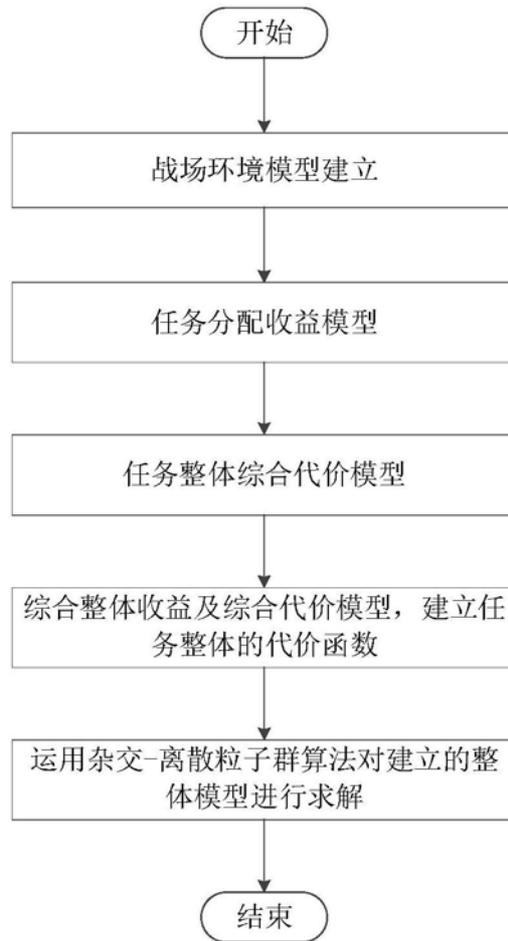


图1